4T

УДК 658.012:681.32:621.38

***Л.І. Тимченко*[1]*, В.В Мельніков*[2]*, Н.І. Кокряцька*[2]*, І.Д. Івасюк*[2]*, І.С. Кокряцька*[1]**
[1]Державний економіко-технологічний університет транспорту, м. Київ, Україна
[2]Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, Україна
timchen@svitonline.com, mscon@yandex.ru

Паралельно-ієрархічне перетворення як системна модель для розпізнавання зображень

У статті розглянуто метод паралельно-ієрархічного перетворення на основі популяційного кодування та його застосування для задач розпізнавання зображень. Паралельно-ієрархічне перетворення описується як системна модель для розпізнавання зображень. Наведені теоретичні відомості, експериментальні дослідження і програмна реалізація.

Вступ

З останніх досягнень нейробіологічних досліджень відомо, що для кодування сенсорної інформації мозок користується підходом, що одержав назву популяційного кодування, у рамках якого інформація представляється цілою популяцією активних нейронів [1]. Ця важлива властивість була продемонстрована в експериментах Д. Спаркса. Аналізуючи, яким чином мозок мавпи керує рухом її очей, був зроблений висновок, що необхідний рух кодується цілою популяцією клітин, кожна з яких представляє дещо відмінний від інших рух. Рух, що в результаті здійснюється оком, відповідає середньому за всіма рухами, закодованими активними клітинами. Як показали М. Янг і С. Ямане в експериментах зі скроневою корою мозку мавпи, популяційне кодування виявляється справедливим не тільки для руху очей, але і для рис обличчя.

Відповідно до ідеї популяційного кодування поточний образ, що розпізнається, повинений порівнюватися з деяким усередненим відображенням еталонного образу. Побудуємо модель такого усередненого відображення еталонного образу – середнього за всіма поточними образами (інакше, за всією навчальною вибіркою) на основі усереднення параметрів паралельно-ієрархічної (ПІ) мережі [2].

Метою даної статті є застосування запропонованої гіпотетичної моделі структуризації інформації в корі головного мозку на основі ПІ мережі, докладно викладеної в роботі [2], для задач розпізнавання образів.

Формування багатоетапної ПІ мережі припускає процес послідовного перетворення просторових областей корельованих і утворення декорельованих у часі елементів нейронної мережі при переході її з одного стійкого стану в інший.

Головною особливістю запропонованого методу є вивчення динаміки просторово-корельованого механізму перетворення поточних і утворення результуючих елементів нейронної мережі. Такий механізм дозволяє по-новому представити обробку в нейронній мережі як процес паралельно-послідовного перетворення різних складових зображення й облік часових характеристик перетворення. Причому, фізичний зміст вхідних елементів нейронної мережі, що беруть участь у процесі кореляції-декореляції, таких як, наприклад, амплітуда або частота, фаза або енергія сигналів, зв’язність або текстура зображень, визначається типом використаного перетворення, вибір якого залежить від класу розв’язуваних задач.

Розвиток обчислювальної техніки виявляється із еволюційного переходу від традиційних обчислювальних структур Фон-Неймана до «експертних систем» і розумних нейротехнічних, які імітують мозкову діяльність людини інтелектуально-обчислюваль-

ним засобом шостого покоління. З упевненістю можна констатувати, що «ідеальним» пристроєм перетворення оптичної інформації паралельного типу є око – мабуть сама унікальна із сенсорних систем людини. Мозок людини є природним процесором, який перероблює сенсорну інформацію. Виникає питання. Чи можливо змоделювати процес око-процесорного сприйняття сенсорної інформації на рівні створення нейроподібної схеми обробки інформації? Аналіз останніх робіт з нейробіології та робіт, пов'язаних з моделюванням нейронних механізмів сприйняття сенсорної інформації, показав, що залишаються нез'ясованими наступні питання: яким чином відбувається взаємодія в корі головного мозку нейроансамблей, що утворюються, їхня взаємодія на рівні природних локальних нейронних мереж; як у часі відбувається інтеграція просторово розділених активованих нейроансамблей Д. Хебба в горизонтальних і вертикальних шляхах у момент узгодженої дії багатьох одночасно діючих подразників? Тому у статті досліджується гіпотетична модель просторової інтеграції та структуризації інформації в корі головного мозку, стосовно до проблем з області обробки та розпізнавання образів. Розглянуті в роботі моделі поки що володіють у більшому ступені метафоричною подібністю з «природними» комп'ютерами, проте вони пропонують новий більш витончений підхід до машинних обчислень, наслідуючи який можна буде створити нові мікропроцесорні системи і комп'ютери нової архітектури. Крім того, вони дозволять по-новому глянути і на біологічні системи. Прототипом запропонованого підходу можна вважати принципи колективних обчислень у нейроноподібних схемах колективного прийняття рішень, що потребують колективної взаємодії великої кількості простих рішень, у результаті якого приймається складне рішення шляхом комбінування даних протягом якогось проміжку часу. На основі аналізу нейробіологічних даних про теорію структурування сенсорної інформації у мозку та особливостей організації обчислень у корі була виявлена низка невідповідностей щодо природних механізмів сприйняття об'єктів і ситуацій зовнішнього світу, які не знайшли відповідного відображення у сучасних нейроподібних обчислювачах, що суттєво обмежує їх технічні можливості та не відповідає головним вимогам, які ставляться до інтелектуальних засобів обробки інформації.

Опис методу

У загальному виді концепцію багатоетапності обробки зображень можна сформулювати в такий спосіб. Аналіз зображення полягає в послідовному перетворенні співпадаючих і виявленні (фільтрації) незбіжних у часі складових зображення при переході елементів нейронної мережі з поточних енергетичних станів з одними просторовими координатами в стани з меншою енергією з іншими просторовими координатами. Такий процес аналізу зображення відбувається на багатьох етапах, кожний з який включає виконання вищевказаної процедури. Умовою переходу складових зображення на більш високий рівень є наявність динаміки взаємного збігу проміжних результатів обробки в часі в рівнобіжних каналах нижнього рівня. Результат аналізу зображення формується з ізольованих у просторово-часовій області складових зображення.

Розглянемо математичну модель паралельного розкладання множини $\mu = \{a_i\}$, $i = \overline{1,n}$ [2], що застосовується в кожній гілці ПІ мережі.

$$\sum_{i=1}^{n} a_i = \sum_{j=1}^{R}\left(n - \sum_{k=0}^{j-1} n_k\right)\left(a^j - a^{j-1}\right), \qquad (1)$$

де $a_i \neq 0$, R – розмірність даної множини. З однакових елементів сформуємо підмножини, елементи однієї підмножини позначимо через a^k, $k = \overline{1,R}$, n_k – число елементів у k-ій підмножині (тобто кратність числа a^k), a^j – довільний елемент множини $\{a^k\}$, обраний на j-ому кроці, $j = \overline{1,R}$, $a^0 = 0$, $n_0 = 0$.

Скористаємось ідеєю популяційного кодування [1], побудувавши модель будь-якої кінцевої дії, що здійснюється за всіма поточними діями.

Очевидно, що на рівні гілок нейронної мережі дана кінцева дія при реалізації популяційного кодування відповідає усередненим параметрам цієї мережі. Для ПІ мережі такими усередненими параметрами можуть бути кількість елементів у гілці кожного рівня, які визначаються на основі моделі виду (1), і значення самого елемента. У цьому випадку поточний образ, що розпізнається, буде відображатися поточною ПІ мережею і порівнюватися з еталонною ПІ мережею з усередненими параметрами.

Позначивши середнє значення довільного елемента першого рівня через $a_{i,j}^{-1}$, другого рівня – $a_{i,j}^{-2}$, третього рівня – $a_{i,j}^{-3}$ і т.д., *k*-го останнього рівня – $a_{i,j}^{-k}$, а також середнє число елементів першого рівня – $N_{a_{i,j}^{-1}}$, другого рівня – $N_{a_{i,j}^{-2}}$, третього рівня – $N_{a_{i,j}^{-3}}$ і т.д., *k*-го рівня – $N_{a_{i,j}^{-k}}$, можна сформувати ПІ мережу з усередненими параметрами.

Синтезована в такий спосіб структура ПІ мережі з усередненими параметрами показана на рис. 1 [2].

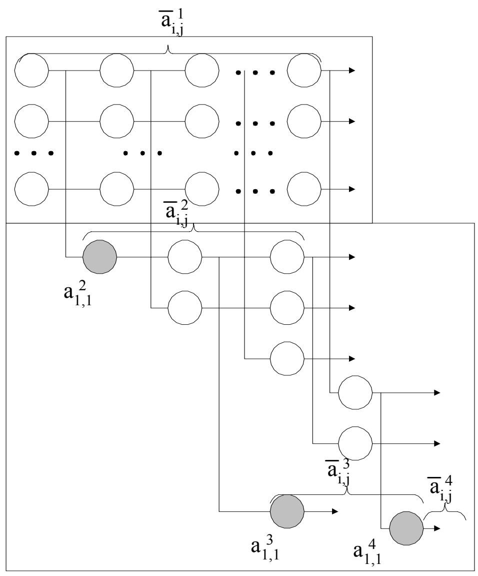


Рисунок 1 – Структура ПІ мережі з усередненими параметрами

Поточний образ або досліджуваний образ, який оброблений ПІ мережею з поточними параметрами $a_{i,j}^{1},\ a_{i,j}^{2},\ a_{i,j}^{3},\dots,\ a_{i,j}^{k}$ і $N_{a_{i,j}^{1}},\ N_{a_{i,j}^{2}},N_{a_{i,j}^{3}},\dots,N_{a_{i,j}^{k}}$, порівнюється з еталонним образом або образом норми, який оброблений ПІ мережею з усередненими параметрами – $a_{i,j}^{-1},\ a_{i,j}^{-2},\ a_{i,j}^{-3},\dots,\ a_{i,j}^{-k}$ і $N_{a_{i,j}^{-1}},\ N_{a_{i,j}^{-2}},N_{a_{i,j}^{-3}},\dots,N_{a_{i,j}^{-k}}$ …

Якщо скористатися препаруванням елементів ПІ мережі для кожного рівня [3], то від усереднених параметрів $a_{i,j}^{-1},\ a_{i,j}^{-2},\ a_{i,j}^{-3},\dots,\ a_{i,j}^{-k}$ можна перейти на основі трьохрівневого кодування до їх відображення бінаризованими препаратами (–1, 0, +1)

$$\bar{a} = \frac{1}{NM}\sum_{i,j} a_{i,j}\,. \tag{2}$$

Потім визначаються масиви різниць елемента із середнім значенням зображення (або його фрагмента), у якому знаходиться елемент зображення:

$$R_{i,j} = a_{i,j} - \overline{a}. \tag{3}$$

Для препарування початкового зображення отримані різниці порівнюються з порогом δ, тобто

$$q_{i,j} = \begin{cases} 1, & якщо\ R_{i,j} > \delta \\ -1, & якщо\ R_{i,j} < -\delta \\ 0, & якщо\ \left|R_{i,j}\right| \le \delta \end{cases}. \tag{4}$$

Причому поріг δ вибирається з умови:

$$N_t^{(1)} \cdot N_t^{(-1)} \cdot N_t^{(0)} = \text{Max}, \tag{5}$$

де $N_t^{(1)}, N_t^{(-1)}, N_t^{(0)}$ – кількості одиничних, мінус одиничних і нульових препаратів при кожному порозі t.

Тобто для довільного усередненого параметра такий перехід може відображатися трьома видами препаратів: $a_{i,j}^0$, $a_{i,j}^1$, $a_{i,j}^{-1}$. У цьому випадку ПІ мережа з числовими відліками перетвориться в ПІ мережу з бінаризованими відліками $a_{i,j}^0$, $a_{i,j}^1$, $a_{i,j}^{-1}$. Тоді істотно спрощується процедура порівняння бінаризованих відліків поточної й еталонної ПІ мереж.

Для формування еталонів зображення необхідно провести для них навчання в межах навчальної вибірки. Для чого необхідно при кожному навчанні робити усереднення по елементах гілки кожного рівня, тобто формувати усереднені елементи $a_{i,j}^{-1}$, $a_{i,j}^{-2}$, $a_{i,j}^{-3}, \ldots$, $a_{i,j}^{-k}$, далі переходячи до бінаризованих препаратів $a_{i,j}^0$, $a_{i,j}^1$, $a_{i,j}^{-1}$. Виконавши у такий спосіб вищевказані дії, можна сформувати ПІ мережу з еталонними параметрами для поточних зображень.

Сформувавши ПІ мережі з еталонними параметрами, можна робити її порівняння з ПІ мережею, що використовує поточні параметри. Під ПІ мережею з поточними параметрами варто розуміти ПІ мережу з поточними значеннями її елементів $a_{i,j}^1$, $a_{i,j}^2$, $a_{i,j}^3, \ldots$, $a_{i,j}^k$ з переходом до бінаризованих препаратів $a_{i,j}^0$, $a_{i,j}^1$, $a_{i,j}^{-1}$ і поточним числом елементів у гілках кожного рівня $N_{a_{i,j}^1}$, $N_{a_{i,j}^2}$, $N_{a_{i,j}^3}, \ldots, N_{a_{i,j}^k}$ …

Для кожного з рівнів ПІ мереж проводилося обчислення коефіцієнта кореляції.

Коефіцієнт кореляції $p_{X,Y}$ між вибірками двох випадкових дискретних величин X, Y із математичними очікуваннями $м_X, м_Y$ і середньоквадратичними відхиленнями σ_X, σ_Y визначався як

$$p_{X,Y} = \frac{COV(X,Y)}{\sigma_x \cdot \sigma_y}, \tag{6}$$

де $-1 \le p_{X,Y} \le 1$, і $COV(X,Y) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - м_X)(y_i - м_Y)$.

Дуже важливою обставиною є те, що коефіцієнт кореляції можна обчислювати не тільки окремо для кожних двох рівнів, але також і загальний для двох ПІ мереж, що поліпшує вірогідність формування результату розпізнавання.

Програмна реалізація та результати експериментальних досліджень

На рис. 2 показане діалогове вікно програми, яке логічно розділене на дві частини: в одній частині розміщені дані еталонного зображення (панель «ЕТАЛОННЕ ЗОБРАЖЕННЯ»), у іншій – зображення, що з ним порівнюється (панель «ЗОБРАЖЕННЯ ДЛЯ ПОРІВНЯННЯ»).

Окремим блоком іде панель «ПАНЕЛЬ МЕРЕЖ».

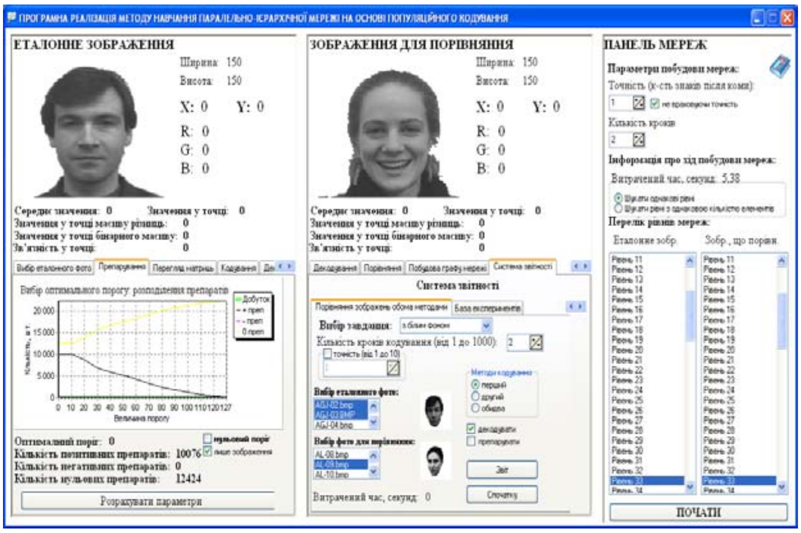


Рисунок 2 – Вигляд головного вікна роботи програми

Програма «Паралельно-ієрархічне перетворення як системна модель розпізнавання зображень» володіє наступними основними можливостями:

– можливий вибір зображень облич різної складності (тренування, легкий та складний тест тощо) як для еталонного зображення, так і для зображення, що з ним порівнюється (задіяна Манчестерська база зображень [4]);

– побудова структури нейроподібної мережі як еталонного зображення, так і зображення, що з ним порівнюється при визначених кількості кроків та точності;

– автоматичне визначення розмірів матриці на будь-якому ієрархічному рівні, а також перегляд будь-якого елемента цієї матриці;

– побудова графа паралельно-ієрархічної мережі з можливістю його друку;

– кодування та декодування зображень (еталонного та зображення, що з ним порівнюється) при визначених кількості кроків та точності, а також кодування-декодування матриць на будь-якому ієрархічному рівні;

– фіксація часу, витраченого на всі операції;

– перегляд отриманого зображення після декодування;

– наявність процедури препарування на основі популяційного кодування, яка включає визначення кількості позитивних, негативних та нульових препаратів, а також автоматичного пошуку оптимального порога. Також наявна можливість препарування при нульовому порозі;

– побудова урівноважуючих кривих [5] на основі популяційного кодування, яка включає аналіз коефіцієнта кореляції позитивних, негативних та нульових препаратів на будь-якому рівні паралельно-ієрархічної мережі;

– визначення зв’язностей пікселів;
– досить гнучка система звітності, яка включає в себе:
– порівневе мережне порівняння, яке дозволяє автоматично встановити коефіцієнти кореляції на кожному рівні паралельно-ієрархічної мережі при різних параметрах (до трьох дослідів із можливістю встановлювати наступні параметри: кількість кроків кодування (1…1000), точність (1…10), кодувати першим, другим або обома методами, встановлювати тип, товщину та колір лінії). По результатам проведення експерименту можна отримати два типи звітів: короткий та повний;
– порівняння зображень обома методами, яке дозволяє автоматично встановити коефіцієнти кореляції при кодуванні першим, другим або обома методами із встановленням необхідних параметрів між двома множинами вибраних зображень. Передбачена можливість декодування зображень (обома методами), а також препарування зображення (при використанні другого методу кодування). По результатам проведення експерименту можна отримати звіт;
– базу експериментів, яка дозволяє переглянути звіти проведених раніше експериментів (наявні поля: назва звіту, дата та час проведення експерименту);
– достатньо повний і докладний HELP програми.

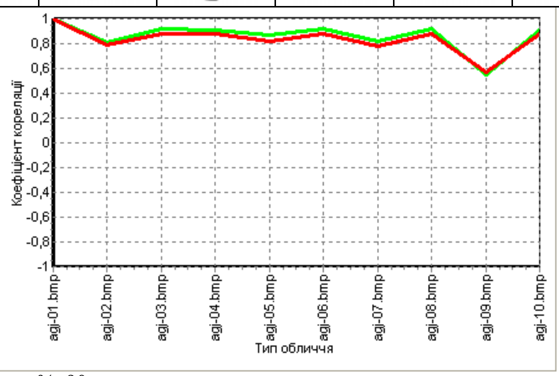
Порівняльний аналіз зображень різноманітних облич

Для перевірки ефективності роботи програми був проведений експеримент над зображеннями однакових облич із різною мімікою та різних облич із нормальною мімікою, узятих із портретної галереї бази даних Манчестерського університету.

У табл. 1 подані зразки початкових зображень облич із різною мімікою, використовуваних у ході експериментів, а також криві кореляційного порівняння зображень обличчя з різноманітною мімікою і 3D-поворотами.

У ході експерименту проводилося кореляційне порівняння нульових рівнів зображень облич. Як еталонні використовувалися перші зображення із нормальною мімікою і подальше порівняння з іншими зображеннями проводилося саме для них.

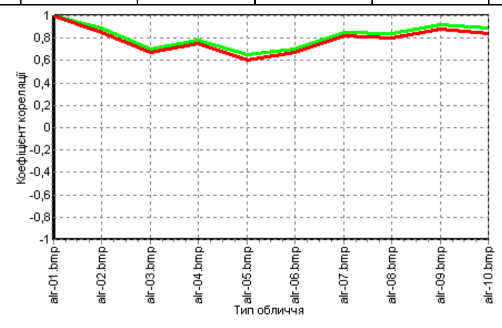
Таблиця 1 – Зразки початкових зображень

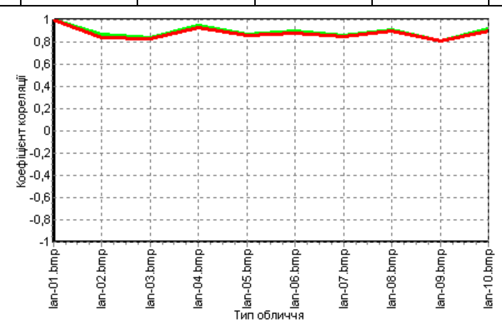
<table>
<tr><td colspan="10">Еталонне зображення: arj-01.bmp. Зображення для порівняння: arj-01.bmp, arj-02.bmp, arj-03.bmp, arj-04.bmp, arj-05.bmp, arj-06.bmp, arj-07.bmp, arj-08.bmp, arj-09.bmp, arj-10.bmp.
</td></tr>
<tr><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td></tr>
<tr><td colspan="10">

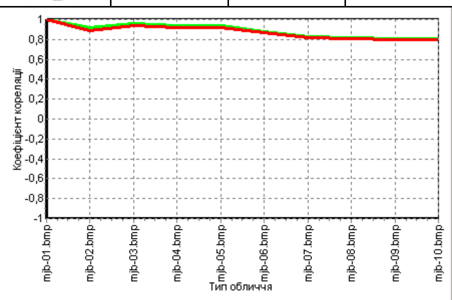
Відсоток коректного розпізнавання, %: 90.
Середній час розпізнавання, с: 10,7.</td></tr>
</table>

Продовж. табл. 1

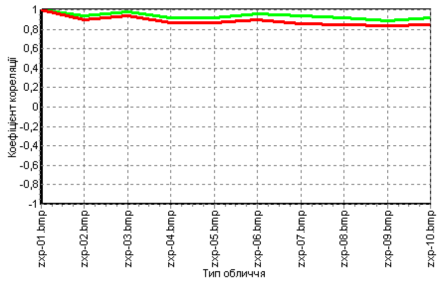
Еталонне зображення: alr-01.bmp. Зображення для порівняння: alr-01.bmp, alr-02.bmp, alr-03.bmp, alr-04.bmp, alr-05.bmp, alr-06.bmp, alr-07.bmp, alr-08.bmp, alr-09.bmp, alr-10.bmp. 

 Відсоток коректного розпізнавання, %: 70. Середній час розпізнавання, с: 10,87.
Еталонне зображення: lan-01.bmp; Зображення для порівняння: lan-01.bmp, lan-02.bmp, lan-03.bmp, lan-04.bmp, lan-05.bmp, lan-06.bmp, lan-07.bmp, lan-08.bmp, lan-09.bmp, lan-10.bmp. 

 Відсоток коректного розпізнавання, %: 100. Середній час розпізнавання, с: 11,11.
Еталонне зображення: mjb-01.bmp. Зображення для порівняння: mjb-01.bmp, mjb-02.bmp, mjb-03.bmp, mjb-04.bmp, mjb-05.bmp, mjb-06.bmp, mjb-07.bmp, mjb-08.bmp, mjb-09.bmp, mjb-10.bmp. 


Відсоток коректного розпізнавання, %: 100. Середній час розпізнавання, с: 10,74.

Продовж. табл. 1

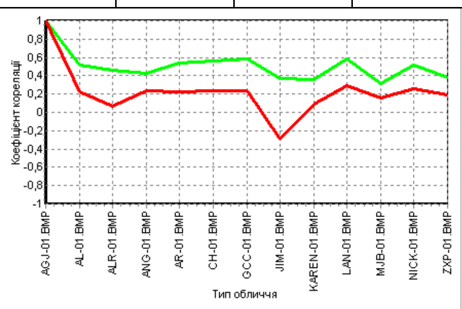
<table>
<tr><td colspan="10">Еталонне зображення: zxp-01.bmp. Зображення для порівняння: zxp-01.bmp, zxp-02.bmp, zxp-03.bmp, zxp-04.bmp, zxp-05.bmp, zxp-06.bmp, zxp-07.bmp, zxp-08.bmp, zxp-09.bmp, zxp-10.bmp.
</td></tr>
<tr><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td></tr>
<tr><td colspan="10">

Відсоток коректного розпізнавання, %: 100.
Середній час розпізнавання, с: 10,15.</td></tr>
</table>

Експерименти показали високий відсоток коректного розпізнавання зображень за допомогою методу популяційного кодування. Проте у деяких випадках відзначалося зниження величини коефіцієнта кореляції щодо усередненого рівня. Таким чином, можна зробити висновок про більшу усталеність запропонованого методу до змін міміки обличчя стосовно 2D- і 3D-поворотів зображення.

У табл. 2 подані зразки початкових зображень різних облич з нормальною мімікою, використовуваних у ході експериментів, а також криві кореляційного порівняння зображень різних облич з нормальною мімікою.

Таблиця 2 – Зразки початкових зображень

<table>
<tr><td colspan="10">Еталонне зображення: arj-01.bmp. Зображення для порівняння: arj-01.bmp, al-01.bmp, alr-01.bmp, ang-01.bmp, ar-01.bmp, ch-01.bmp, gcc-01.bmp, jim-01.bmp, karen-01.bmp, lan-01.bmp, mjb-01.bmp, nick-01.bmp, zxp-01.bmp.
</td></tr>
<tr><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td></tr>
<tr><td></td><td></td><td></td><td>-</td><td>-</td><td>-</td><td>-</td><td>-</td><td>-</td><td>-</td></tr>
<tr><td colspan="10">

Відсоток коректного розпізнавання, %: 100.
Середній час розпізнавання, с: 10,8.</td></tr>
</table>

З результатів кореляційного порівняння різних облич видно, що зображення різноманітних облич (кривих, кодованих методом 2 – нижня крива) не корелюють між собою (коефіцієнт кореляції не вище 0,45).

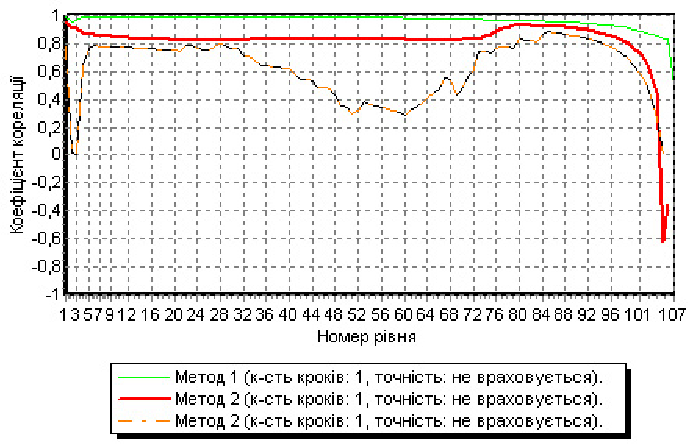


Рисунок 3 – Порівневі кореляційні криві перших двох зображень табл. 1

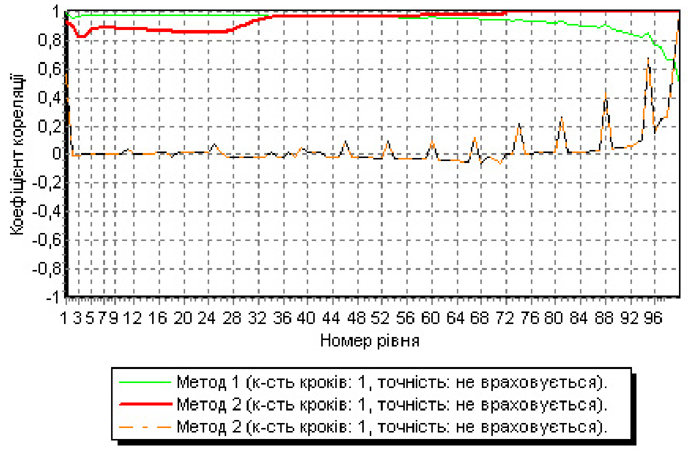


Рисунок 4 – Порівневі кореляційні криві перших двох зображень табл. 2

Метод 1 – метод на основі Q-розкладання [5],
Метод 2 – метод на основі популяційного кодування,
Метод 3 – метод на основі популяційного кодування з порівнянням масок.

Висновки

У роботі запропоновано для навчання мережі, використовуючи ідею популяційного кодування в штучній нейронній мережі і наближення її до природних нейронних мереж, поточний образ відображати поточною ПІ мережею з поточними параметрами і перетворювати їх на основі узагальненого контурного препарування в бінарні препарати з наступним порівнянням на основі коефіцієнта кореляції з еталонною ПІ мережею еталонного образу з усередненими параметрами, елементи якого є бінаризованими препаратами. На відміну від відомих структур штучних нейронних мереж [6], у яких для порівняння використовуються ненормовані (абсолютні) критерії подоби, в розглянутому методі навчання використовується нормований критерій. При цьому коефіцієнт кореляції запропоновано обчислювати не тільки окремо для кожних двох рівнів, але також обчислювати і загальний для двох ПІ мереж, що поліпшує точність формування результату розпізнавання. Результати машинного моделювання, проведені на прикладі обробки зображень облич, показують повну адекватність отриманих теоретичних і експериментальних ре-

зультатів. При використанні паралельно-ієрархічної мережі для задач розпізнавання образів відсоток коректного розпізнавання зображень склав 93,3 %, а середній час розпізнавання – 10,73 с. Ці ж усереднені показники для системи розпізнавання зображень людських облич відповідно до методів, викладених в роботі проф. Ланітіса [7], і отримані на основі реалізації формової моделі, формонезалежної напівтонової моделі і локальної напівтонової моделі, а також їх трьох комбінацій, склали відповідно 84,8 % і 30 с.

Література

1. Хинтон Д.Е. Как обучаются нейронные сети // В мире науки. – 1992. – № 11 – 12. – С. 103-110.
2. Тимченко Л.И. Многоэтапная параллельно-иерархическая сеть как модель нейроподобной схемы вычислений // Кибернетика и системный анализ. – 2000. – № 2. – С. 114-134.
3. Компактний опис моделей зображень для класифікації образів / Л.І. Тимченко, С.В. Чепорнюк, Ю.Ф. Кутаєв, О.А. Герцій // Вісник ВПІ. – 1998. – № 2. – С. 72-83.
4. Режим доступу: http://peipa.essex.ac.uk/ipa/pix/faces/manchester.
5. Паралельно-ієрархічне перетворення і Q-обробка інформації для систем реального часу: Монографія / Ковзель М.О., Тимченко Л.І., Кутаєв Ю.Ф., Свєчніков С.В., Кожем'яко В.П., Стасюк О.І., Білан С.М., Загоруйко Л.В. – Київ: КУЕТТ, 2006. – 492 с.
6. Aggarwal J.K., Shishir Shah. Object recognition and performance bounds // In Proc. «Image Analysis and Processing». – Florence (Italy). – Septemger 17 – 19, 1997. – P. 343-360.
7. Lanitis A., Taylor C.J., Cootes T.F. Automatic Face Identification System Using Flexible Appearance Models // Image and Vision Computing. – June 1995. – Vol. 13, №. 5. – P. 393-401.
8. Кожем'яко В.П., Тимченко Л.І., Яровий А.А. Паралельно-ієрархічні мережі як структурно-функціональний базис для побудови спеціалізованих моделей образного комп'ютера: Монографія. – Вінниця: Універсум – Вінниця, 2005. – 161 с.
9. Паралельно-ієрархічне перетворення як системна модель оптико-електронних засобів штучного інтелекту: Монографія / Кожем'яко В.П., Кутаєв Ю.Ф., Свєчніков С.В., Тимченко Л.І., Яровий А.А. / Під заг. ред. В.П. Кожем'яко – Вінниця: УНІВЕРСУМ – Вінниця, 2003. – 324 с.

Л.И. Тимченко, В.В. Мельников, Н.И. Кокряцкая, И.Д. Ивасюк, И.С. Кокряцкая

Параллельно-иерархическое преобразование как системная модель для распознавания изображений

В статье рассмотрен метод параллельно-иерархического преобразования на основе популяционного кодирования и его применение для задач распознавания изображений. Параллельно-иерархическое преобразование описывается как системная модель для распознавания изображений. Приведены теоретические сведения, экспериментальные исследования и программная реализация.

L.I. Timchenko, W.W. Melnikow, N.I. Kokrackaja, I.D. Ivasuk, I.S. Kokrackaja

Parallel-Hierarchical Transformation as the System Model for Images Recognition

In this article researched parallel-hierarchical transformation method based on popular coding and its using for images recognition tasks. Parallel-hierarchical transformation is descript as the system model for images recognition. Leading up theoretical information, experimental researching and program realization.

Стаття надійшла до редакції 10.07.2008.